

NIM : a situated computational memory model

Citation for published version (APA):

Lacroix, J. (2007). *NIM : a situated computational memory model*. [Doctoral Thesis, Maastricht University]. Datawyse / Universitaire Pers Maastricht. <https://doi.org/10.26481/dis.20070920jl>

Document status and date:

Published: 01/01/2007

DOI:

[10.26481/dis.20070920jl](https://doi.org/10.26481/dis.20070920jl)

Document Version:

Publisher's PDF, also known as Version of record

Please check the document version of this publication:

- A submitted manuscript is the version of the article upon submission and before peer-review. There can be important differences between the submitted version and the official published version of record. People interested in the research are advised to contact the author for the final version of the publication, or visit the DOI to the publisher's website.
- The final author version and the galley proof are versions of the publication after peer review.
- The final published version features the final layout of the paper including the volume, issue and page numbers.

[Link to publication](#)

General rights

Copyright and moral rights for the publications made accessible in the public portal are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

- Users may download and print one copy of any publication from the public portal for the purpose of private study or research.
- You may not further distribute the material or use it for any profit-making activity or commercial gain
- You may freely distribute the URL identifying the publication in the public portal.

If the publication is distributed under the terms of Article 25fa of the Dutch Copyright Act, indicated by the "Taverne" license above, please follow below link for the End User Agreement:

www.umlib.nl/taverne-license

Take down policy

If you believe that this document breaches copyright please contact us at:

repository@maastrichtuniversity.nl

providing details and we will investigate your claim.

Summary

Traditionally, models of natural cognition consider cognitive mechanisms as processes of symbol manipulation operating independently of the environment. The symbol-manipulation models suffer from two interrelated problems: the symbol grounding problem and the transduction problem. Both problems address the lack of a connection between representations in a cognitive system and the entities that they refer to in the real world. The relatively new situated approach to cognition deals with the two problems by viewing cognitive mechanisms as emerging from the interaction with the natural environment. The focus of this thesis is to address the symbol grounding and transduction problems for computational memory models by realizing a situated computational memory model. The situated model operates directly on the natural environment.

Chapter 1 starts with a historical overview of the development of computational memory modelling. The chapter identifies the lack of a direct connection with the real world as the main limitation of the existing computational memory models. Rather than deriving representations directly from the real world, these models rely on various types of abstract representation spaces that are only indirectly related to the real world. By assuming an abstract representation space, these models suffer from the symbol grounding problem and the transduction problem. In order to deal with these problems we phrase the following problem statement: “How can computational memory models be extended to solve the grounding and transduction problems?” The problem statement is addressed by defining a perceptual front-end that transforms natural visual input into memory representations. We propose a combination of the perceptual front-end with a computational memory back-end to obtain a situated computational memory model. To validate the situated computational memory model, three research questions are formulated: (1) to what extent can a situated model produce human responses to individual natural visual stimuli? (2) to what extent can a situated model produce recognition-memory effects on the basis of natural visual stimuli? and (3) to what extent can a situated model classify natural visual stimuli? The research methodology is presented; it consists of two steps: model construction and model validation.

Chapter 2 provides an overview of the types of abstract representation spaces used in the existing memory models. It illustrates that the representations are not derived directly from the physical features of the individual stimuli that they refer to in the real world, i.e., they are not grounded in the real world. Subsequently, two sources of inspiration for constructing veridical representations directly from visual

natural input are discussed. The first source consists of the insights taken from four influential approaches belonging to the domain of computer vision to map visual input onto representations. The second source consists of relevant knowledge about the main characteristics of the human visual system. Based on these two sources of inspiration, the chapter proceeds with the formulation of three guiding principles for grounding memory representations in the real visual world. Finally, it provides ways to fulfil the guiding principles to obtain a perceptual front-end for a situated computational memory model.

Chapter 3 introduces the situated computational memory model. The model operates on natural images and it is called: the Natural Input Memory model (NIM). NIM combines a perceptual front-end with a computational memory back-end. NIM's perceptual front-end employs a biologically informed method that selects local image samples (i.e., eye fixations) from natural images and translates these into feature-vector representations. Each feature vector contains information on oriented edges at multiple scales extracted from a small image area surrounding the fixation location. The feature-vector representations form the input to the computational memory back-end, which is an exemplar-based model that makes recognition-memory decisions on the basis of a comparison between stored and incoming similarity-space representations.

Chapter 4 validates NIM by assessing to what extent NIM can produce human similarity ratings and recognition rates for individual natural stimuli. The model is tested on a similarity-rating task and a face-recognition task using the same stimuli and tasks as those used in behavioural experiments. The NIM similarity ratings and recognition rates are compared with the behaviourally obtained human similarity ratings and recognition rates. The results demonstrate that NIM quite accurately produces the human similarity ratings and the human recognition rates for the individual natural stimuli.

Chapter 5 examines NIM's natural input recognition properties in terms of *general* recognition-memory effects. Many studies have demonstrated the success of REM (a well-established model of memory) in replicating a wide range of human recognition-memory effects. The chapter introduces a NIM variant called NIM-REM that realizes a natural input version of REM by combining NIM's perceptual front-end with a REM-based memory back-end. The remainder of the chapter focuses on validating NIM-REM by assessing its ability to explain behavioural results on four recognition-memory effects that are often studied in behavioural recognition-memory experiments: the list-strength effect, the list-length effect, the item-strength effect, and the false-memory effect. For each effect, the pattern of NIM-REM recognition results are compared with the human pattern of results obtained in behavioural experiments. The results on the four recognition-memory effects indicate that NIM-REM produces rather adequately the findings from behavioural experiments.

Chapter 6 studies NIM's ability to classify natural input. In order to test the classification ability, the chapter introduces a NIM variant called NIM-CLASS that combines NIM's perceptual front-end with a new memory back-end that is suitable for classification. The classification performance of NIM-CLASS is evaluated on a face-classification task that entails the identification of a natural image of a frontal face with variations in facial expression, illumination, and occlusion, on the basis of

a single encounter with the face. The classification results demonstrate that NIM-CLASS is able to classify natural images of frontal faces correctly under a variety of unfavourable conditions, provided that a sufficient number of fixations are made during a single encounter with the face. Subsequently, the chapter investigates to what extent the classification performance can be improved by extending NIM-CLASS with top-down fixation selection to select relevant fixation locations on the basis of stored knowledge. The chapter introduces two NIM-CLASS variants: NIM-CLASS A and NIM-CLASS B. NIM-CLASS A employs a top-down fixation-selection mechanism during the classification of a face that relies on short-term episodic knowledge about previously encountered faces. From the NIM-CLASS A classification results we may conclude that the short-term episodic-knowledge-based top-down fixation selection improves performance on the classification task compared to the NIM-CLASS performance. This is particularly so when a limited number of fixations is made during classification. NIM-CLASS B adopts the top-down fixation-selection mechanism of NIM-CLASS A during the classification of a face and, in addition, employs a top-down fixation-selection mechanism during the storage of a face that relies on long-term stored knowledge about the relevance of different face parts. The NIM-CLASS B classification results demonstrate that the top-down fixation-selection mechanism employed during storage improves the performance on the classification task compared to the NIM-CLASS A performance. The results obtained with the NIM-CLASS A and B variants demonstrate the beneficial effect of active top-down processes that rely on various types of stored knowledge for the classification of natural visual input.

Chapter 7 provides a discussion of our proposed situated computational memory model. First, it relates our approach to influential existing computational models of object recognition. Second, it identifies several model extensions for the improvement of the model's psychological and biological realism as a model of natural cognition. Based on psychological and biological insights, five extensions are discussed: (1) a feature-based attentional mechanism, (2) a spatial attentional mechanism, (3) a neural implementation of the similarity space, (4) the representation of spatial knowledge, and (5) the incorporation of separate episodic and semantic representation spaces. Third, the chapter places our approach in the context of the global developments in the domain of cognitive modelling. It shows that our approach departs from the traditional computational memory models and adheres to the new 'situated' approach by focussing on the interaction with a realistic environment.

Chapter 8 answers the three research questions formulated in chapter 1 and provides the thesis conclusion of the problem statement. For the first research question, the answer is that the situated model is able to produce human responses to individual natural stimuli quite reliably. For the second research question, it is stated that the situated model is able to produce the four recognition-memory effects successfully directly on the basis of natural visual input. For the third research question, we state that our situated model is able to classify natural images correctly under a variety of potentially unfavourable conditions provided that a sufficient amount of visual input is selected. Moreover, we see that the use of active top-down processes that rely on stored knowledge to select visual input enhances classification performance, in particular when classification is based on a limited amount of visual input. Finally, the chapter elaborates on the conclusion that the situated computational memory

model presented in this thesis provides a viable solution to the symbol grounding and transduction problems by relating a representation to its real-world referent in a transparent and non-trivial manner that is neurobiologically informed.

Samenvatting

In de klassieke modellen van natuurlijke cognitie worden cognitieve mechanismen beschouwd als processen van symbool-manipulatie die onafhankelijk van de omgeving werken. De symbool-manipulatiemodellen hebben last van twee aan elkaar gerelateerde problemen: het symbool-funderingsprobleem en het transductieprobleem. Beide problemen hebben betrekking op het ontbreken van een verbinding tussen representaties in het cognitieve systeem en de entiteiten waarnaar deze verwijzen in de wereld. De relatief nieuwe, gesitueerde benadering van cognitie pakt deze problemen aan door cognitieve mechanismen te beschouwen als het resultaat van de interactie met de natuurlijke omgeving. Dit proefschrift richt zich op de behandeling van het symbool-funderingsprobleem en het transductieprobleem voor computationele geheugenmodellen door de verwezenlijking van een gesitueerd computationeel geheugenmodel. Het gesitueerde model is direct werkzaam op de natuurlijke omgeving.

Hoofdstuk 1 begint met een historisch overzicht van de ontwikkeling van het computationeel modelleren van het geheugen. Het hoofdstuk identificeert het gebrek van een directe verbinding met de echte wereld als de belangrijkste beperking van de bestaande computationele geheugenmodellen. In plaats van representaties die direct van de echte wereld zijn afgeleid, zijn de bestaande modellen afhankelijk van allerlei typen abstracte representaties die slechts indirect gerelateerd zijn aan de wereld. Het gebruik van een abstracte representatieruimte in deze modellen leidt tot het symbool-funderingsprobleem en het transductieprobleem. Om deze problemen aan te pakken, formuleren we de volgende probleemstelling: “Hoe kunnen computationele geheugenmodellen worden uitgebreid zodat ze het funderings- en transductieprobleem oplossen?” De probleemstelling wordt benaderd door het definiëren van een perceptueel *front-end* dat natuurlijke visuele input vertaalt naar geheugenrepresentaties. We stellen voor om het perceptuele *front-end* te combineren met een computationeel geheugen-*back-end* om te komen tot een gesitueerd computationeel geheugenmodel. De validatie van het gesitueerde computationele geheugenmodel vindt plaats aan de hand van drie onderzoeksvragen: (1) In hoeverre kan een gesitueerd model menselijke responsen op individuele natuurlijke visuele stimuli produceren? (2) In hoeverre kan een gesitueerd model herkenningseffecten produceren op basis van natuurlijke visuele stimuli? en (3) In hoeverre kan een gesitueerd model natuurlijke visuele stimuli classificeren? De onderzoeksmethodologie wordt gepresenteerd aan de hand van twee stappen: modelconstructie en modelvalidatie.

Hoofdstuk 2 geeft een overzicht van de typen abstracte representatieruimten die

in de bestaande geheugenmodellen worden gebruikt. Het illustreert dat de representaties niet direct worden afgeleid van de fysieke eigenschappen van de individuele stimuli waarnaar ze verwijzen in de echte wereld; dit betekent dat ze niet gefundeerd zijn in de echte wereld. Vervolgens worden twee bronnen van inspiratie besproken voor de directe constructie van waarheidsgetrouwe representaties van natuurlijke visuele input. De eerste bron bestaat uit de inzichten van vier invloedrijke benaderingen uit het domein van *computer vision* voor de vertaling van visuele input in representaties. De tweede bron bestaat uit relevante kennis over de belangrijkste eigenschappen van het menselijke visuele systeem. Op basis van deze twee bronnen van inspiratie vervolgt het hoofdstuk met de formulering van drie richtlijnen voor het funderen van geheugenrepresentaties in de visuele wereld. Tenslotte geeft het methoden om deze richtlijnen te volgen en te komen tot een perceptueel *front-end* voor een gesitueerd geheugenmodel.

Hoofdstuk 3 introduceert het gesitueerde computationele geheugenmodel. Het model werkt op natuurlijke afbeeldingen en wordt het Natural Input Memory model (NIM) genoemd. NIM combineert een perceptueel *front-end* met een computationeel geheugen-*back-end*. Het perceptuele *front-end* van NIM gebruikt een biologisch geïnformeerde methode die lokale samples (oogfixaties) selecteert uit natuurlijke afbeeldingen en deze vertaalt naar vectorrepresentaties. Iedere vector bevat informatie over georiënteerde licht/donker overgangen op meerdere schalen. Deze informatie wordt verkregen van een klein gebied rondom de fixatielocatie in de afbeelding. De vectorrepresentaties vormen de input voor het computationele geheugen-*back-end*. Dit is een exemplaar-gebaseerd model dat herkenningbeslissingen maakt op basis van een vergelijking tussen opgeslagen en inkomende vectorrepresentaties.

Hoofdstuk 4 valideert NIM door te beoordelen in hoeverre NIM in staat is om menselijke similariteitsresponsen en herkenningresponsen op individuele natuurlijke stimuli te produceren. Het model wordt getest op een similariteitstaak en een gezichtsherkenningstaak waarbij dezelfde stimuli en taken worden gebruikt als in gedragsexperimenten. De similariteits- en herkenningresponsen van NIM worden vergeleken met de menselijke similariteits- en herkenningresponsen die verkregen zijn in de gedragsexperimenten. De resultaten wijzen uit dat NIM de menselijke similariteits- en herkenningresponsen voor individuele natuurlijke stimuli vrij nauwkeurig produceert.

Hoofdstuk 5 bestudeert de herkenningseigenschappen van NIM voor natuurlijke input in termen van algemene herkenningseffecten. Vele studies hebben het succes aangetoond van REM (een gerenommeerd geheugenmodel) in het repliceren van een breed scala aan menselijke herkenningseffecten. Het hoofdstuk introduceert een NIM-variant, NIM-REM genaamd, die een REM-versie realiseert voor natuurlijke input door het perceptuele *front-end* van NIM te combineren met een REM-gebaseerd geheugen-*back-end*. Het hoofdstuk richt zich vervolgens op de validatie van NIM-REM door te beoordelen in hoeverre NIM-REM in staat is om vier herkenningseffecten uit experimenteel geheugenonderzoek te produceren: het lijststerkte-effect, het lijstlengte-effect, het itemsterkte-effect, en het pseudoherinnering-effect. Voor ieder effect wordt het patroon van NIM-REM-resultaten vergeleken met het patroon van menselijke resultaten uit experimenteel onderzoek. De resultaten tonen aan dat NIM-REM de experimentele bevindingen tamelijk adequaat benadert.

Hoofdstuk 6 bestudeert het vermogen van NIM om natuurlijke input te classificeren. Om het classificatievermogen te testen introduceert het hoofdstuk een NIM-variant, genaamd NIM-CLASS, die het perceptuele *front-end* van NIM combineert met een geheugen-*back-end* dat geschikt is voor classificatie. De classificatieprestatie van NIM-CLASS wordt beoordeeld op een gezichtsclassificatietaak waarin natuurlijke afbeeldingen van frontale gezichten, met variaties in gezichtsuitdrukking, belichting, en oclusies, moeten worden geïdentificeerd op basis van een enkele presentatie van het gezicht. De classificatieresultaten tonen dat NIM-CLASS in staat is om natuurlijke afbeeldingen van frontale gezichten, onder verscheidene ongunstige omstandigheden, correct te classificeren, gegeven dat er voldoende fixaties zijn gemaakt gedurende de enkele presentatie van het gezicht. Vervolgens onderzoekt het hoofdstuk in hoeverre de classificatie kan worden verbeterd door NIM-CLASS uit te breiden met een *top-down* fixatieselectie-mechanisme voor het selecteren van relevante fixatielocaties op basis van opgeslagen kennis. Het hoofdstuk introduceert twee NIM-CLASS-varianten: NIM-CLASS A en NIM-CLASS B. NIM-CLASS A implementeert een *top-down* fixatieselectie-mechanisme voor de classificatie van een gezicht dat gebruik maakt van episodische korte-termijn kennis van eerder gepresenteerde gezichten. Uit de classificatieresultaten mogen we concluderen dat het *top-down* fixatieselectie-mechanisme van NIM-CLASS A de prestatie op de classificatietaak verbetert vergeleken met de prestatie van NIM-CLASS. Dit is voornamelijk zo wanneer de classificatie gebaseerd is op een beperkt aantal fixaties. NIM-CLASS B gebruikt het *top-down* fixatieselectie-mechanisme van NIM-CLASS A voor de classificatie van een gezicht. Daarnaast gebruikt het een *top-down* fixatieselectie-mechanisme voor het selecteren van fixaties gedurende de opslag van een gezicht in het geheugen dat is gebaseerd op lange-termijn kennis over de relevantie van verschillende gezichtsdelens. De classificatieresultaten laten zien dat het *top-down* fixatieselectie-mechanisme voor de opslag van een gezicht, de prestatie op de classificatietaak verbetert in vergelijking met de prestatie van NIM-CLASS A. De resultaten verkregen met de NIM-CLASS A-variant en de NIM-CLASS B-variant tonen het gunstige effect van actieve *top-down* processen op de classificatie van natuurlijke visuele input, als de processen gebruik maken van verscheidene soorten van opgeslagen kennis.

Hoofdstuk 7 bediscussieert het gesitueerde computationele geheugenmodel. Ten eerste relateert het onze benadering aan invloedrijke bestaande modellen van objectherkenning. Ten tweede identificeert het verscheidene uitbreidingen van het model voor de verbetering van de psychologische en biologische plausibiliteit als model van natuurlijke cognitie. Op basis van psychologische en biologische inzichten worden vijf uitbreidingen besproken: (1) een kenmerk-gebaseerd aandachtsmechanisme, (2) een spatieel aandachtsmechanisme, (3) een neurale implementatie van de representatieruimte, (4) de representatie van spatiële kennis, en (5) de implementatie van aparte episodische en semantische representatieruimten. Ten derde plaatst het hoofdstuk onze benadering in de context van de globale ontwikkelingen op het gebied van cognitief modelleren. Het toont aan dat onze benadering verschilt van de traditionele computationele geheugenmodellen en aansluit bij de nieuwe ‘gesitueerde’ benadering door zich te richten op de interactie met een realistische omgeving.

Hoofdstuk 8 beantwoordt de drie onderzoeksvragen die in hoofdstuk 1 geformuleerd zijn en geeft onze conclusie ten aanzien van de probleemstelling. Het ant-

woord op de eerste onderzoeksvraag luidt dat het gesitueerde model de menselijke responsen op individuele natuurlijke stimuli tamelijk nauwkeurig kan produceren. Het antwoord op de tweede onderzoeksvraag luidt dat het gesitueerde model de vier herkenningseffecten succesvol kan produceren op basis van natuurlijke visuele input. Het antwoord op de derde onderzoeksvraag luidt dat ons gesitueerde model in staat is om natuurlijke afbeeldingen onder een variëteit aan ongunstige omstandigheden correct te classificeren mits er voldoende visuele input geselecteerd is. Bovendien zien we dat de classificatieprestatie verbetert door het gebruik van *top-down* processen die gebruik maken van opgeslagen kennis voor het selecteren van visuele input. Dit is voornamelijk zo wanneer classificatie gebaseerd is op een beperkte hoeveelheid visuele input. Tenslotte, mogen we concluderen dat het gesitueerde computationele model dat in dit proefschrift wordt gepresenteerd een vruchtbare oplossing biedt voor het funderings- en transductieprobleem. Dit gebeurt door het bewerkstelligen van een relatie tussen een representatie en zijn referent in de wereld op een transparante en niet-triviale manier die geïnformeerd is vanuit de neurobiologie.